算电协同体系构建与建模优化研究

Research on System Construction and Modeling Optimization of Computing-Electric Power Synergy

梁焱瑞，赵　远，辛天鹏，张　帅，赵荣华，肖　傲（中国移动通信集团设计院有限公司，北京 100080）
Liang Yanrui，Zhao Yuan，Xin Tianpeng，Zhang Shuai，Zhao Ronghua，Xiao Ao（China Mobile Group Design Institute Co.，Ltd.，Beijing 100080，China）

摘　要：
在数字经济高速发展与“双碳”战略深入推进的双重驱动下，算力作为新型生产力与电力系统深度融合已成为基础设施现代化转型的必然趋势。针对算力与电力在时空维度、技术体系与协同调度方面面临的基础性挑战，以顶层设计、技术体系与建模优化为研究切入点，分析算力资源特性，系统构建了算力与电力协同发展体系。基于“特征降维—特征提取—感知预测”的全流程建模方法，形成覆盖规划、建设、运营、市场全链条的协同机制，通过算法模型实现算力负载与电力供应的动态匹配，为构建高效、绿色、安全的新型算电基础设施提供理论支撑与实践指南。

关键词：
算电协同；体系构建；建模优化；多目标调度
doi：10.12045/j.issn.1007-3043.2026.10.002
文章编号：1007-3043（2026）10-0008-07
中图分类号：TM73
文献标识码：A
开放科学（资源服务）标识码（OSID）：

Abstract：
Under the dual impetus of rapid development in the digital economy and the in-depth advancement of the "dual carbon" strategy, computing power, as a new type of productive force, has become an inevitable trend for the modernization of infrastructure through its deep integration with the power system. Addressing the fundamental challenges faced by computing power and electric power in terms of spatiotemporal dimensions, technical systems, and collaborative scheduling, the top-level design, technical systems, and modeling optimization are taken as research entry points, the characteristics of computing power resources are analyzed, and a collaborative development system for computing power and electric power is systematically constructed. Based on a full-process modeling method of "feature dimensionality reduction-feature extraction-perception prediction", a collaborative mechanism covering the entire chain of planning, construction, operation, and market is formed. Through algorithmic models, dynamic matching between computing power load and power supply is achieved, providing theoretical support and practical guidelines for building an efficient, green, and secure new-type computing-electric infrastructure.

Keywords：
Computing-electric power synergy；System construction；Modeling and optimization；Multi-objective scheduling

引用格式：梁焱瑞，赵远，辛天鹏，等. 算电协同体系构建与建模优化研究[J]. 邮电设计技术，2026（10）：8-14.

0 引言

算力作为新型生产力，其运行高度依赖电力保障，算力—电力协同是数字基础设施低碳转型的关键。人工智能的爆发式增长推动数据中心耗电量持续攀升，中国信息通信研究院预测，到2030年我国数据中心耗电量在高、中、低3种情景下，分别超过7 000亿、4 000亿和3 000亿 kW·h，占全国用电量比重分别达5.3%、3%和2.3%[1]（见图1）。现有政策提出2025年底推动形成算力—电力双向协同机制，2026年国家进一步出台专项行动方案，细化算电协同实施路径，推动相关工作由试点探索走向落地实施[2]。

当前，欧盟提出2030年数据中心全生命周期碳中和目标[3]；国内现有实践形成规划、建设、运营、设施4

收稿日期：2026-08-17

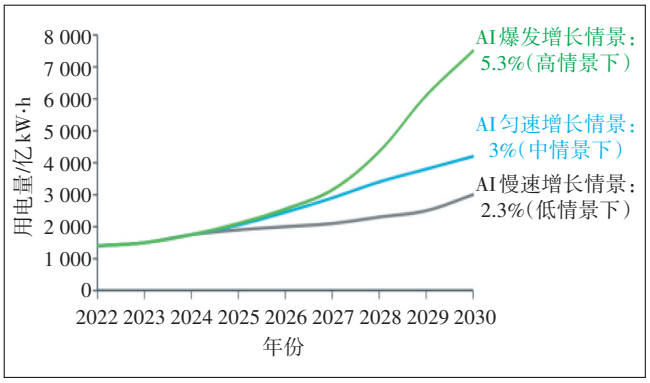


图1　我国数据中心用电量需求预测（至2030年）

类协同模式，现有研究集中于负荷预测、源网荷储一体化、跨区域算力调度等单点技术。但算力与电力在物理特性、运行规律上存在固有差异，缺少全链条一体化理论框架，制约算电协同落地，因此有必要开展体系构建与建模优化研究。

1 算力电力协同应用顶层设计

1.1 算电时空维度与协同原则

我国绿色电力资源集中于西部，算力负荷主要集中在东部，时空错配是算电协同的核心矛盾（见图2），需要确立时间、空间、时空联动3类协同原则，搭建完整技术体系。

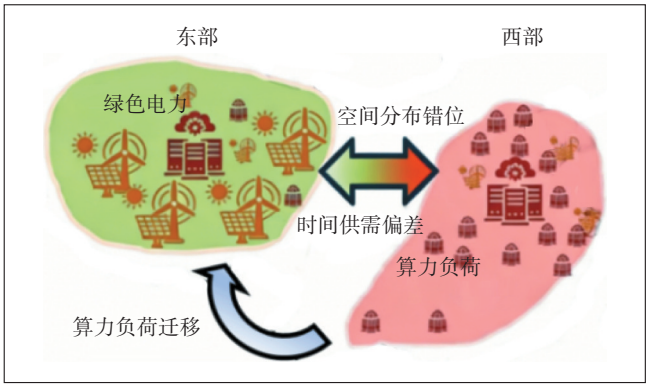


图2　算电协同“时空错配”示意

1.1.1 时间维度协同原则

时间维度协同旨在通过算力负载时移，匹配电力供需时变曲线。一是利用弹性算力任务（如AI训练、离线计算）的时延容忍特性，将其调度至电力负荷低谷或新能源大发时段，降低用能成本；二是利用数据中心配套储能系统（如UPS、蓄冷）参与电网调节，将算力负荷作为可调节资源参与电力辅助服务。

1.1.2 空间维度协同原则

空间维度协同旨在优化算力设施布局，实现能源与计算需求的地理匹配。一是资源禀赋导向布局，依托“东数西算”，在西部部署算力中心，就近消纳绿电，在东部布局低时延算力节点，探索“多站融合”模式；二是跨区域负荷转移，通过高速网络调度算力任务，聚合数据中心备用电源形成虚拟电厂，参与跨区域电力平衡[4]。

1.1.3 时空协同联动原则

时空协同联动旨在实现全局最优。一是多目标优化，在电力成本、计算效能、能源效率、碳排放及任务时延等目标间进行动态权衡；二是市场机制驱动，通过绿电交易、绿证与碳市场联动，激励算力向绿电高占比区域迁移；三是韧性保障，通过异地算力备份提升系统韧性，分布式能源可支撑电网灾后恢复[5]。

1.2 算力电力协同技术体系和架构

1.2.1 总体架构

在总体架构上，考虑到算电协同技术发展和管理特点，本研究提出构建“123456”算电协同发展体系，其总体架构如图3所示。

算电协同“123456”协同发展体系架构内容如下。

a）1个目标：打造安全高效、绿色低碳的算电协同生态。

b）2条主线：电力涵盖全类型电源（优先绿电，含核电、水电等稳定电源）；算力涵盖通算、智算、超算、量子算力，核心聚焦智算高耗能问题破解与算力任务调度协同。

c）3个阶段：探索期（2024—2027）制定协同发展机制，打造示范项目，开展调度试验；深化期（2027—2030）基本建成协同机制与全国互联算力网络，完善市场机制；全面期（2030—）建成国家级算力网络与调度平台，实现低碳零碳基础设施的全面应用。

d）4个协同：规划协同依托国家战略，推动算力枢纽与能源基地“捆绑式”发展；建设协同推进分布式能源、源网荷储一体化等创新模式；运营协同构建算电协同管理平台，实现跨域调度；市场协同开展算力期货与绿电聚合交易，建立碳效评估指标。

e）5个重要技术途径：核心包括感知协同（电力—算力统一量测、多模态数据融合）、度量协同（综合指标框架构建）、调度协同（跨域资源调度算法、数字孪生仿真）、交易协同（区块链绿电溯源、智能合约）以及全流程技术攻关与标准统一。

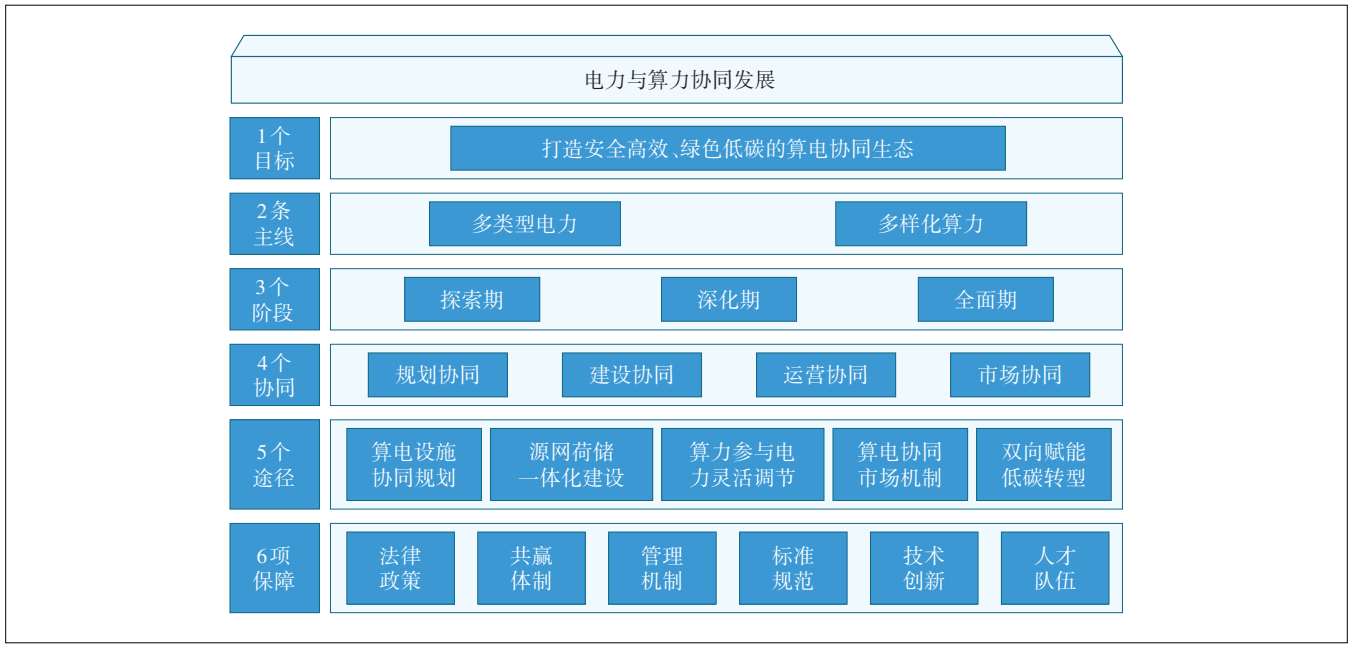


图3　算电协同总体架构示意

f）6项保障：从法律政策、共赢体制、管理机制、标准规范、技术创新、人才队伍6个方面保障算电协同有序高效发展。

1.2.2　重要指标

通过以下几个指标来综合衡量上述算力新型信息基础设施与新型电力系统整体协同发展水平。

a）算电协同率：表征算力与电力时序匹配程度。以算电运行的峰谷时间图衡量，计算平均算电协同率。目前算力需求与电力供给的联动较弱，应通过灵活的错峰用电和储能协同，提升算电协同利用率。

b）资源调度响应时间：用于衡量调度敏捷能力。算力调度难以快速响应瞬时的计算需求变化，通过提升智能调度技术，确保在高负载场景下能够快速分配资源，提升调度的敏捷性。

c）负载均衡效率：评价资源分配均衡水平。负载均衡度偏低，导致资源分配不均，影响整体算力效率。应逐步提升负载均衡度，减少资源浪费和过载现象。

d）算力基础设施灵活性指标：反映算力集群可调潜力。可提升算力需求的建模预测准确率和时间粒度灵活性，分析数据中心基础设施用能灵活性比例。

e）储能合理容量配置：用于评估储能配置的技术经济性，得出储能的合理容量配置。

1.3　算力在算电协同中的资源画像

1.3.1　算力类型及需求特征

算力作为电力系统“荷”侧的关键资源，其特征刻画是协同优化的基础。算力主要可分为通用算力、智能算力、超算算力及边缘算力四大类。各类算力在需求体量、对电力稳定性的要求、服务优先级及核心特征上存在显著差异，不同算力的分类及特征如表1所示。

算力负荷已成为我国增长最快、规模最大的单一负荷类别之一，按优先级可划分为“刚性荷”“弹性荷”和“可中断荷”，其用能特征表现为：总量级与功率密度巨大且持续增长，2030年用电量预计达0.45~0.70

表1　不同算力的分类及特征

算力类型	典型应用场景	需求体量	对电力稳定性要求	服务优先级	核心特征
通用算力	企业OA、云存储、网页服务	中大规模（单机柜功率为5~10 kW）	中高	中~高	存量大，分布均匀，负载波动小，具有一定调节空间
智能算力	AI训练、深度学习推理	大规模（单机柜功率为30~50 kW）	高	高	功率密度高，训练任务具有较大时空调度性
超算算力	科学计算、气候模拟	超大级（单机柜功率为20~40 kW）	极高	极高	总量小，负载稳定，可调性弱，可通过任务排班优化
边缘算力	工业物联网、AI边缘推理	中小规模（边缘节点功率为500 W~5 kW）	中低	动态	分布广泛，单点算力小，波动性强，有一定的可调空间

万亿kW·h，峰值负荷为90~160 GW；负载具有显著时空波动性，时间上受业务周期影响，空间上需求集中于东部，与西部绿电资源逆向分布；具备差异化可调潜力，通用算力与智能算力可调范围宽，边缘算力与超算算力可调性有限。

1.3.2 与源网储的协同界面

算电协同的核心是建立算侧“荷”与“源、网、储”的动态交互界面，结合预制化技术与绿电政策的具体协同逻辑如下。

a）与“源”的协同。依托“东数西算”，在风光资源富集区部署预制化算力单元（如西部数据中心集群），当新能源出力高峰时，启动AI推理、边缘计算等可调负载消纳冗余电能；出力低谷时，降低非核心算力负载，提升绿电消纳率。“算力工厂”通过自动化运维与绿电直供，实现能源利用效率最大化。

b）与“网”的协同。通过虚拟电厂（VPP）技术，算侧“荷”作为可调节负荷接入电网调度系统，响应电网的需求响应（DR）指令：在电网负荷高峰时段，削减可调算力负载；在低谷时段，增加算力负载，平抑电网波动。

c）与“储”的协同。算侧本地储能（如锂电池、飞轮储能）与算力负载联动，当储能系统SOC（State of Charge）>80%时，释放储能支撑高功率算力任务；当SOC<20%时，降低算力负载为储能充电，实现“储荷互动”[6]。

2 算力电力协同建模及优化关键技术研究

2.1 算电协同建模研究

2.1.1 数据模型

算电协同建模的核心在于构建多维度融合数据模型，通过整合算侧、电侧及关联场景的全量数据形成数据模型，为算电资源动态匹配与协同优化提供基础支撑。模型以“算电联动”为核心导向，突出算侧数据的业务关联性与算力类型差异性，电侧数据仅作为算侧需求的适配性支撑，优先保障算侧特征的完整性与精准性。同时，在数据来源、类型划分、维度设计及处理方法上实现系统性覆盖，既要突出算侧数据的实时性与业务关联性，也应适度兼顾电侧数据的稳定性与调度需求，最终形成跨场景、全要素的数据融合体系。

在数据来源层面，模型构建须覆盖算电协同全链条关键节点，确保数据的全面性与时效性。其中，算侧数据按算力类型细分为通算、智算两大类，精准反映不同算力的用能特征与需求差异。通算数据以CPU集群为核心，整体业务运行稳定无明显波动，用能总量级较低，对电力稳定性要求不高，可调范围与可调空间较小；智算数据以GPU集群为核心，负载随任务启停呈现显著波动，用能总量级较高，对电力稳定性要求严苛，可调范围与可调空间较大，支持任务跨区域迁移或中断。电侧数据仅整合与算侧需求匹配的关键信息，包括适配算侧用能总量的电网实时功率、重点支撑智算绿电消纳与波动调节的新能源场站出力以及适配智算负载波动的储能系统充放电数据；此外，还需接入气象部门相关预报数据与能源市场电价政策数据，为算侧调度的经济性与可行性提供外部参考。

在数据类型划分上，结合算电协同特征，以算侧为核心分为静态参数、动态变量与环境因子三大类。静态参数以算侧设备固有属性与基础配置为重点，按通算、智算分别进行界定，其中，通算侧包括服务器数量、单节点算力上限、用能总量阈值、电力波动耐受能力等，体现其稳定运行特征；智算侧包括GPU服务器规模、单节点算力上限、用能总量阈值、电力稳定性要求等，突出其高负荷、高波动特性。动态变量聚焦实时变化的关键指标，其中，通算侧涵盖CPU使用率、内存占用率、网络传输速率、任务量与算力需求等，反映其平稳运行状态；智算侧涵盖GPU使用率、训练任务能耗、任务优先级与启停状态等，体现其显著的波动性与高调节灵活性。环境因子主要来源于外部运行环境，包括气温、风速、辐照度等气象条件，以及分时电价、峰谷电价等市场政策数据，重点关联智算场景下的绿电消纳与成本优化决策。

数据维度设计需细化至时、空双尺度，以算侧为核心，实现从即时调度到中长期规划的全周期覆盖。在时间维度上，15 min级数据支撑算力任务的实时调度与动态迁移，保障高稳定性运行；日级数据用于日前计划与次日资源编排，支撑算力负载预测、购电计划与新能源出力平衡，实现供需精准衔接；月度数据面向中长期规划，支撑算力峰值需求预测、绿电消纳能力评估与能源配置策略制定。在空间维度上，节点级数据保障单个算力中心的局部优化，区域级数据推动城市/区域算力集群与电网协同，跨区域级数据支撑算力任务的跨域迁移与资源互补，形成全国范围的整体优化格局。

从数学形式上看，上述多维度融合数据模型可统一描述为算电协同状态特征向量。设静态参数向量为$s_t \in \mathbb{R}^p$，动态变量向量为$d_t \in \mathbb{R}^q$，环境因子向量为$e_t \in \mathbb{R}^r$，则t时刻算电协同模型的输入特征可表示为：

$$x_t = \left[s_t;\ d_t;\ e_t \right] \tag{1}$$

其中，$[\cdot]$表示向量拼接，p、q、r分别为静态参数、动态变量与环境因子的维数。该形式化定义将算侧、电侧及外部环境数据统一映射至同一特征空间，为后续特征降维、特征提取与感知预测提供统一的数学基础。

2.1.2 核心算法

本研究构建“特征降维—特征提取—感知预测”全流程算电协同模型（见图4），以数据驱动实现能源与算力的全链路穿透及流程整合，为“算随电调、电因算优”的双向协同机制提供算法支撑，最终达成算力需求精准预测、集群负载高效匹配、能源利用智能优化的多维度目标。

2.1.2.1 特征降维阶段

该阶段聚焦静态与动态多源异构数据的标准化编码与维度压缩，解决数据冗余与格式差异问题。首先，“统一编码模块”对算侧、电侧的静态及动态参数进行标准化映射，将不同量级、格式的数据转换为统一维度的可计算特征。随后，“降维模块1”针对静态参数的高维特征，采用主成分分析（PCA）或自编码器等算法进行维度压缩，“降维模块2”针对动态参数的时序高维特征，通过时序降维技术（如时序卷积网络+池化）提取关键时序特征。最终输出兼具信息完整性与计算高效性的低维特征，降低后续特征挖掘的计算复杂度。

从统计学理论出发，特征降维的本质是在保留主要信息的前提下将高维数据映射至低维子空间。设经统一编码并中心化后的静态特征矩阵为$X \in \mathbb{R}^{N \times d}$（$N$为样本数，$d$为原始特征维数），其协方差矩阵为$\Sigma_X = \frac{1}{N} XX^{\mathrm{T}}$。PCA通过求解方差最大化问题确定投影矩阵$W$：

$$\max_W \operatorname{tr}(W^{\mathrm{T}} \Sigma_X W),\ \text{s.t.}\ W^{\mathrm{T}} W = I_k \tag{2}$$

其中，$\operatorname{tr}(\cdot)$为矩阵迹；该问题的最优解由Σ_X前k个最大特征值对应的特征向量构成，维数k按累计方差贡献率$\eta_k \geq 95\%$确定，从而在压缩冗余维度的同时保留算电协同的主要特征信息。

2.1.2.2 特征提取阶段

此阶段通过双路径特征挖掘与跨域融合，提炼算电协同的核心关联特征。“静态特征挖掘模块”采用通用神经网络模型对静态低维特征进行拓扑关系建模；“动态特征挖掘模块”则利用长短期记忆网络（LSTM）或Transformer模型，对动态低维特征的时序模式进行深度提取，捕捉算力负载波动与电力功率变化的动态耦合关系。然后，“特征融合模块”对静态与动态特征的权重进行自适应分配，将算侧的算力供给能力、电侧的电力传输潜力等静态约束，与算侧实时负载、电侧实时出力等动态变化进行跨域融合，生成能够全面刻画算电协同状态的融合特征集，为感知预测提供多维度、强关联的特征输入。

从循环神经网络理论出发，LSTM通过门控机制解决长序列建模中的梯度消失与长期依赖问题。设t时刻动态特征输入为x_t、隐藏状态为h_t、记忆单元为c_t，其核心更新过程可被形式化为：

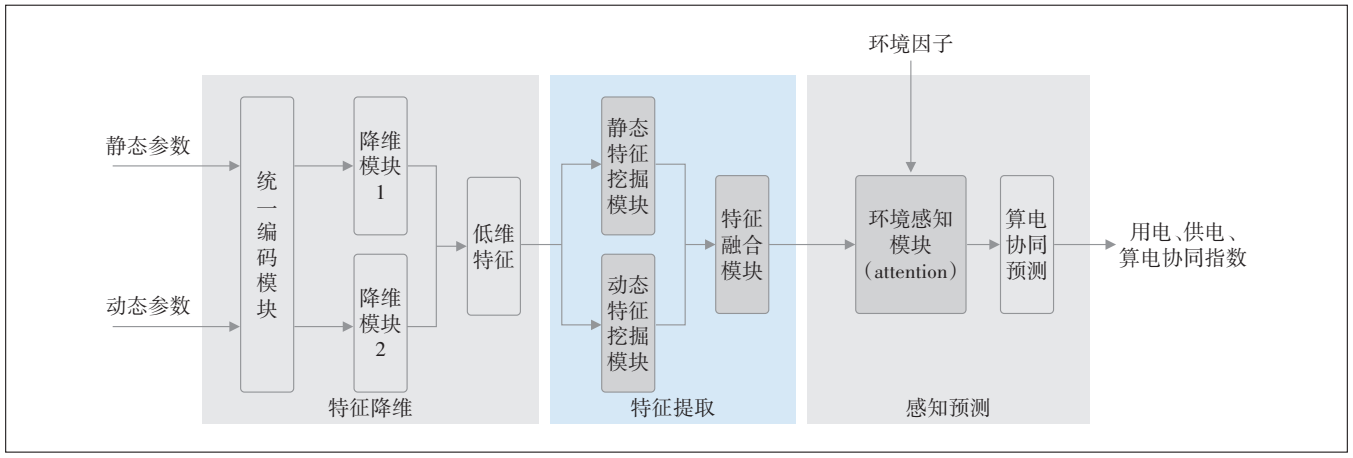


图4　算电协同模型示意

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t,\ \ h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (3)$$

其中，$\odot$表示逐元素乘积；遗忘门f_t、输入门i_t与输出门o_t分别控制历史信息的遗忘、新信息的写入与状态输出，均由sigmoid激活函数基于当前输入x_t和上一时刻隐藏状态h_{t-1}计算得到。该机制在时间维度上有效刻画了算力负载波动与电力功率变化的动态耦合关系；静态特征与动态特征再经注意力机制自适应加权融合，实现跨域特征整合。

2.1.2.3 感知预测阶段

该阶段引入环境因子并输出算电协同决策指标，实现“算电联动”的智能预测与优化。“环境感知模块”基于attention机制，将气象因子、能源市场因子与融合特征进行关联，动态捕捉外部环境对算电系统的影响权重。最终，“算电协同预测模块”基于融合特征与环境感知结果，构建多任务预测模型，同时输出算侧用电预测、电侧供电预测及算电协同指数。该阶段的算法输出直接支撑后续“算随电动”的控制引导机制与“电随算用”的能效优化机制。

从统计学习理论出发，感知预测可形式化为多任务回归问题。预测模型以参数化函数$f_\theta(\cdot)$同时输出算侧用电预测$\hat{y}^L$、电侧供电预测$\hat{y}^S$与算电协同指数$\hat{y}^C$，其训练通过最小化加权多任务损失实现：

$$L(\theta) = \sum_{j=1}^{3} \lambda_j \mathrm{MSE}(\hat{y}^j, y^j) \quad (4)$$

其中，λ_j为第j个任务的权重系数（满足$\sum_{j=1}^{3}\lambda_j = 1$），MSE为均方误差。算电协同指数定义为供电预测与用电预测之比$I_t = \hat{y}^S / \hat{y}^L$，其值越接近1，表明供需匹配越优，该指数可为后续优化调度提供量化决策依据。

2.2 算电协同优化策略及技术研究

算电协同优化的目标是面向不同算力业务特征，建立能够平衡能效、业务需求及系统稳定的综合优化体系。该优化以算力负载特性为核心，结合算—电两侧运行规律，建立“用能总量最优、可调范围明确、可调空间高效”的一体化优化框架，实现算力负载与电力供给的实时协同匹配。

2.2.1 算电协同优化策略

在感知预测环节输出算侧用电需求预测、电侧供电能力预测及算电协同指数等关键信息的基础上，优化策略可从以下几方面展开。

2.2.1.1 基于算力类型与需求特征的优化策略

通用算力以稳定运行为主，作为“基础负荷”稳定电网，小范围平滑功率输出；智能算力强调弹性调度，优先保障核心任务，电力紧张时采用资源降级策略（降低GPU运行频率、减少并行度）；电侧通过储能释放、备用电源启用、非关键负载调节支撑算侧需求。

2.2.1.2 面向多时空维度的协同优化策略

在时间维度上，实现分钟级实时调度、日级日前计划、月度长期规划的分层优化；在空间维度上，从单节点本地优化，扩展至区域/全国节点协同调度，跨区域利用“东数西算”机制实现任务迁移与绿电消纳，兼顾网络时延与传输成本。

2.2.1.3 高质量数据支撑的优化策略实施

建立统一数据治理流程，实现数据标准化映射、特征提炼与冗余降低、严格清洗与一致性处理（填补缺失值、剔除异常值、量纲归一化），为优化决策提供可靠数据基础。

2.2.2 算电协同优化技术

算电协同优化的落地须构建端到端技术体系，将数据处理、模型算法和控制执行进行有机结合。沿用“特征降维—特征提取—感知预测”3个阶段核心算法流程，在各环节引入多目标调度、任务迁移、能效控制、资源编排、负载预测及协同控制等关键技术，形成智能调度与控制闭环。

2.2.2.1 特征降维阶段的优化方法

该阶段对算侧和电侧的多源异构数据进行标准化编码与清洗，降低后续算法复杂度。标准化编码通过统一编码模块将不同量纲、不同尺度的原始参数转换为统一维度下的可计算特征表示，并将部分指标转化为无量纲规范化数值。完成编码后，采用降维算法对高维特征集进行压缩提炼。针对静态参数（如设备配置上限、耐受阈值），应用主成分分析（PCA）、自编码器等方法压缩冗余维度；针对动态时序数据（如实时功率、负载序列），采用时序降维技术。该阶段输出融合算侧与电侧信息的低维特征向量，在保留主要信息的同时显著减少数据规模，为后续优化算法奠定基础。

2.2.2.2 特征提取阶段的协同特征挖掘

该阶段深度挖掘算力与电力数据间的关联模式，提炼表征算电协同关系的关键特征。技术上采取“双路径特征挖掘+跨域融合”方案，即对降维后的静态特征与动态特征分别建模后再进行融合。

对于静态特征（如算力供给能力上限、电力传输

容量等约束性参数），采用多层感知机（MLP）构建静态特征间的拓扑关系。对于动态特征，利用长短期记忆网络（LSTM）通过门控循环单元捕捉时序长期依赖关系，建模算力负载与电力输出的时序趋势；Transformer基于自注意力机制发掘多变量时间序列间的复杂耦合关系。融合模块将静态与动态特征按其对协同优化的重要程度进行自适应加权并在跨域维度合并，形成全面刻画算电系统状态的特征集合。该集合既包含资源上限信息，又反映实时供需波动及两者交互关系。

2.2.2.3 感知预测阶段的协同调度控制技术

在感知预测阶段，系统会结合内部特征与外部环境信息进行智能预测并生成调度参考指标。系统引入环境感知、能源市场等外部因素，提高预测对外部变化的反应能力，动态调整策略以保障运行稳定。

在融合内外部信息后，建立面向多任务的联合预测模型，预测算侧用电需求、电侧供电能力及算电协同指数等关键指标。算侧提供未来负载与耗电趋势，电侧提供电网可供功率（含新能源产能），两者通过协同指数衡量供需平衡，该指数低则表明算力需求过高，需要调整，接近均衡则表明供需匹配良好。

系统根据预测结果，将分析转化为调度行动，引入多目标优化与鲁棒控制方法制定综合平衡方案。优化须兼顾提升能源利用率、减少任务延迟、缩小算力需求与供电能力差距等目标，可采用以下算法。

a）混合整数规划（MIP）：适用于精确求解离散的任务分配与连续的功率分配决策，制定基准方案。

b）遗传算法（GA）：适合处理非线性问题，在多维数据问题中推算全局优化的最优解。

c）深度强化学习（DRL）：能在动态环境中训练智能体、实时调整调度策略。

通过协同上述算法形成定制化优化调度算法，在保证系统安全稳定的前提下提高算力利用率并降低任务延迟，同时引入鲁棒优化思想应对预测误差，提高方案容错性。

在执行层面，算侧根据调度结果调整任务执行顺序、节点间任务调度、低优先级进程顺延及算力设备功耗；电侧通过控制储能设备放电、调节制冷功率等方式响应算侧。算电协同指数用于调控两侧系统的控制力度，实现动态供需平衡。

3 结论与展望

本研究构建了“123456”算电协同完整发展体系，完成算力资源画像，并提出“特征降维—特征提取—感知预测”全流程建模方法，形成算电协同优化技术路径，实现预测驱动下算力负载与电力供给的动态匹配。

当前研究仍存在两方面的不足：一是对不同业务场景下算力负荷的周期性、波动性及其与功率波动的精细化关联模型有待深化；二是跨区域算电协同的市场化利益分配与补偿机制尚不完善。后续将作为重点研究方向。

展望未来，随着人工智能技术深度赋能电力系统，算电双向协同机制将日趋完善。在数字经济与“双碳”目标的双重驱动下，算电协同将推动智算中心、新能源、储能等产业的深度融合，为全球能源的智能化利用提供可借鉴的中国方案。

参考文献：

[1] 中国信息通信研究院泰尔终端实验室. ICT行业绿色低碳发展报告（2023年）[R/OL]. https://www.docin.com/p-4577016876.html.

[2] 国家发展改革委，国家能源局，工业和信息化部，等. 关于促进人工智能与能源双向赋能的行动方案[EB/OL]. [2026-06-09]. https://www.cei.cn/defaultsite/s/article/2026/05/09/4b4ff607-9d914745-019e-0a343409-20c6_2026.html?referCode=ghbg&columnId=4028c7ca-37115425-0137-115606de-001b.

[3] European Commission. European sustainable energy week 2025: clean and affordable energy in the EU [EB/OL]. [2026-06-09]. https://commission.europa.eu/news-and-media/news/european-sustainable-energy-week-2025-clean-and-affordable-energy-eu-2025-06-10_en.

[4] 国家发展改革委，国家能源局. 加快构建新型电力系统行动方案2024—2027年）[EB/OL]. [2026-06-09]. https://www.clcepa.org.cn/a/yewufuwu/ditanzhiku/2342.html.

[5] 中国电力企业联合会. 中国电力行业年度发展报告2025[R/OL]. https://chinapower.org.cn/index.php/detail/447983.html.

[6] 王彦婷，文云峰，郑文伟，等. 电力系统临界惯量需求的优化仿真协同评估方法[J]. 中国电机工程学报，2026，46（16）：5819-5833.

作者简介：

梁焱瑞，毕业于北京邮电大学，高级工程师，高级研究专员，硕士，主要从事信息通信方面的咨询、设计和研究工作；赵远，毕业于北京邮电大学，高级工程师，资深研究专员，硕士，主要从事信息通信方面的咨询、设计和研究工作；辛天鹏，毕业于北京交通大学，咨询设计师，硕士，主要研究方向为云计算、自动控制、AI、核心网等；张帅，毕业于澳大利亚新南威尔士大学，咨询师，硕士，主要研究方向为NFV/SDN云计算、4G/5G核心网、信令网等；赵荣华，毕业于内蒙古大学，工程设计师，学士，主要从事IP承载网、智算、算力网络等相关工作；肖傲，毕业于湖南工业大学，工程设计师，学士，主要从事NFV/SDN云计算、4G/5G核心网、物联网核心网等相关工作。